10T

УДК 658.012:681.32:621.38

Л.И. Тимченко, В.В. Мельников, Н.И. Кокряцкая, Ю.Ф. Кутаев, И.Д. Ивасюк
Государственный экономико-технологический университет транспорта, г. Киев, Украина
timchen@svitonline.com

Метод параллельно-иерархического распознавания изображений

В статье рассмотрен метод параллельно-иерархического преобразования на основе популяционного кодирования и его применение для задач распознавания образов. Параллельно-иерархическое преобразование описывается как системная модель для распознавания образов. Приведены теоретические сведения, экспериментальные исследования и программная реализация.

Введение

Последние достижения нейробиологических исследований показывают, что для кодирования сенсорной информации мозг использует подход, который получил название популяционного кодирования. При этом информация представляется целой популяцией активных нейронов [1]. Это важное свойство подтверждено экспериментами Д. Спаркса, которые позволили, в результате анализа того, как мозг обезьяны руководит движением ее глаз, сделать вывод, что необходимое движение кодируется целой популяцией клеток, каждая из которых представляет несколько отличающихся от других движений. Движение, которое в результате осуществляется глазом, отвечает среднему результату по всем движениям, закодированным активными клетками. Эксперименты М. Янга и С. Ямане с височной корой мозга обезьяны показали, что популяционное кодирование используется не только для движения глаз, но и для мимики.

В соответствии с идеей популяционного кодирования образ, который распознается, должен сравниваться с некоторым усредненным отображением эталонного образа. Построить модель такого усредненного отображения эталонного образа – среднего по всем текущим образам (иначе – по всей обучаемой выборке) – можно на основе усреднения параметров параллельно-иерархической (ПИ) сети [2]. В представленной статье исследуется гипотетическая модель структуризации информации в коре головного мозга на основе ПИ сети, обстоятельно изложенной в работе [2], для задач распознавания образов. Формирование на ее основе многоэтапной ПИ сети представляет процесс последовательного преобразования коррелированных пространственных областей и образования декоррелированных во времени элементов нейронной сети при переходе из одного устойчивого состояния в другое. Главной особенностью предложенного метода является динамика пространственно коррелированного механизма преобразования текущих и образования результирующих элементов нейронной сети. Такой механизм позволяет представить обработку изображений в нейронной сети как процесс параллельно-последовательного преобразования различных составляющих образа с учетом их временных характеристик. Физическое содержание входных элементов нейронной сети, которые принимают участие в процессе корреляции-декорреляции таких, как, например, амплитуда или частота, фаза или энергия сигналов, связность или текстура изображений, определяется типом используемого преобразования, выбор которого зависит от класса решаемых задач [3].

Описание метода организации ПИ сети

Анализ образа заключается в последовательном преобразовании совпадающих и выявлении (фильтрации) несовпадающих во времени составляющих образа при переходе элементов нейронной сети из текущих энергетических состояний с одними пространственными координатами в состояния с меньшей энергией и другими пространственными координатами. Условием перехода составляющих образа на следующий уровень является наличие динамики взаимного совпадения промежуточных результатов обработки во времени в одноименных каналах нижнего уровня. Результат анализа образа формируется из изолированных в пространственно-временной области составляющих образа [2].

Рассмотрим математическую модель параллельного разложения множества $\mu = \{a_i\}$, $i = \overline{1, n}$ [2], [4], применяемого в каждой ветви ПИ сети.

$$\sum_{i=1}^{n} a_i = \sum_{j=1}^{R} \left(n - \sum_{k=0}^{j-1} n_k \right) \left(a^j - a^{j-1} \right), \tag{1}$$

где $a_i \neq 0$, R – размерность данного множества, a^k, $k = \overline{1, R}$, – элементы подмножеств, состоящих из одинаковых элементов, n_k – число элементов в k-м подмножестве (то есть кратность числа a_i), a^j – элемент множества $\{a^k\}$, выбранный на j-м шаге, $j = \overline{1, R}$, $a^0 = 0$, $n_0 = 0$.

Воспользуемся идеей популяционного кодирования [1], построив модель какого-либо конечного действия, совершаемого по всем текущим действиям.

Для ПИ сети усредненными параметрами могут быть количество элементов в ветви каждого уровня, которые определяются на основе модели вида (1), и значения самого элемента. Очевидно, что на уровне ветвей нейронной сети данное конечное действие при реализации популяционного кодирования отвечает усредненным параметрам этой сети [5]. В этом случае текущий образ, который распознается, будет отображаться текущей ПИ сетью и сравниваться с эталонной ПИ сетью с усредненными параметрами:

$$\overline{a}_{i,j} = \frac{1}{NM} \sum_{i,j} a_{i,j} . \tag{2}$$

Обозначив среднее значение произвольного элемента первого уровня через $\overline{a}^{1}_{i.j}$, второго уровня – $\overline{a}^{2}_{i.j}$, третьего уровня – $\overline{a}^{3}_{i.j}$ и т.д. k-го последнего уровня $\overline{a}^{k}_{i.j}$, а также среднее число элементов первого уровня – $N_{\overline{a}^{1}_{i.j}}$, второго уровня – $N_{\overline{a}^{2}_{i.j}}$, третьего уровня – $N_{\overline{a}^{3}_{i.j}}$ и т.д. k-го уровня – $N_{\overline{a}^{k}_{i.j}}$, можно сформировать ПИ сеть с усредненными параметрами.

Синтезированная таким способом структура ПИ сети с усредненными параметрами показана на рис. 1.

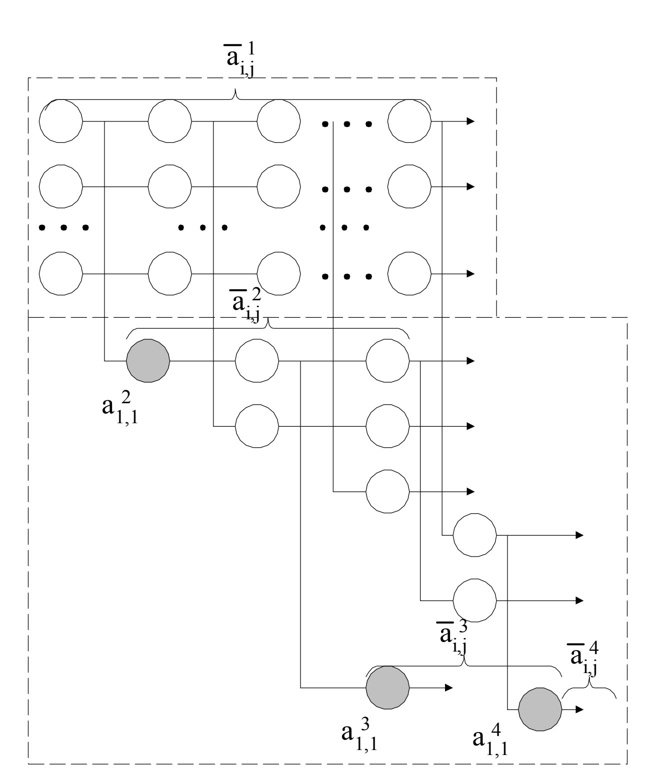


Рисунок 1 – Структура ПИ сети [2] с усредненными параметрами

Текущий образ или исследуемый образ, который обработан ПИ сетью с текущими параметрами $a_{i,j}^{1}, a_{i,j}^{2}, a_{i,j}^{3}, ..., a_{i,j}^{k}$ и соответствующим числом элементов в ветвях каждого уровня – $N_{a_{i,j}^{1}}, N_{a_{i,j}^{2}}, N_{a_{i,j}^{3}}, ..., N_{a_{i,j}^{k}}$, сравнивается с эталонным образом, который обработан ПИ сетью с усредненными параметрами – $\overline{a}_{i.j}^{1}, \overline{a}_{i.j}^{2}, \overline{a}_{i.j}^{3}, ..., \overline{a}_{i.j}^{k}$ и средним числом элементов в ветвях соответствующего уровня – $N_{\overline{a}_{i.j}^{1}}, N_{\overline{a}_{i.j}^{2}}, N_{\overline{a}_{i.j}^{3}}, ..., N_{\overline{a}_{i.j}^{k}}$.

Если воспользоваться препарированием элементов ПИ сети для каждого уровня [3], то от усредненных параметров $\overline{a}_{i.j}^{1}, \overline{a}_{i.j}^{2}, \overline{a}_{i.j}^{3}, ..., \overline{a}_{i.j}^{k}$ можно перейти на основе трехуровневого кодирования к их отображению бинаризованными препаратами (–1, 0, +1). Затем определяются массивы разностей элемента со средним значением яркостей элементов разложения изображения (или его фрагмента), в котором находится элемент изображения:

$$R_{i,j} = a_{i,j} - \overline{a}_{i,j} . \tag{3}$$

Для препарирования начального изображения полученные разности сравниваются с порогом ∂, то есть

$$a_{i,j}^{( )} = \begin{cases} 1, & \text{если} \quad R_{i,j} > \partial \\ -1, & \text{если} \quad R_{i,j} < -\partial . \\ 0, & \text{если} \quad \left| R_{i,j} \right| \le \partial \end{cases} \tag{4}$$

Причем, порог ∂ вычисляется из условия (5):

$$N_t^{(1)} \cdot N_t^{(-1)} \cdot N_t^{(0)} = \text{Max}\,, \tag{5}$$

где $N_t^{(1)}, N_t^{(-1)}, N_t^{(0)}$ – количества единичных, минус единичных и нулевых препаратов при каждом пороге t [6]. Как следует из графика на рис. 2, оптимальная величина порога, например, для исходного изображения al01_no1.pcx составляет 44. В ходе эксперимента были проведены аналогичные операции по оптимизации выбора порога для всех зашумленных изображений. Результаты выбора оптимальных порогов представлены на рис. 3. Гистограмма на рис. 3 показывает, что величина оптимального порога препарирования несколько снижается с ростом степени зашумления изображения, причем этот эффект проявляется в большей степени для равномерного шумового распределения [6].

Выбор оптимального порога: распределение препаратов
(исход.изображение:a1_no1.pcx)

количество препаратов
50000
45000
40000
35000
30000
25000
20000
15000
10000
5000
0
1 11 21 31 41 51 61 71
величина порога
+ преп.
- преп.
0 преп.
произв.

Рисунок 2 – Функции распределения препаратов (–1,0,1) и их произведения

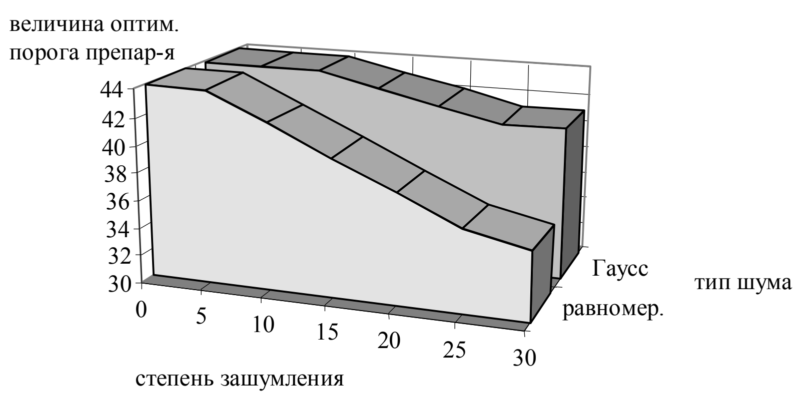


Рисунок 3 – Распределение оптимального порога
для зашумленных изображений

Для произвольного усредненного параметра трехуровневый переход может отображаться тремя видами препаратов: нулевым $-a_{i,j}^{0}$, положительным – $a_{i,j}^{1}$, отрицательным – $a_{i,j}^{-1}$. В этом случае ПИ сеть с числовыми отсчетами преобразуется в ПИ сеть с бинаризованными отсчетами $a_{i,j}^{0}$, $a_{i,j}^{1}$, $a_{i,j}^{-1}$. Тогда существенно упрощается процедура корреляционного сравнения бинаризованных отсчетов текущей и эталонной ПИ сетей.

Для формирования эталонов изображения необходимо провести обучение в пределах выборки. Для чего необходимо делать усреднение по элементам ветви каждого уровня, то есть формировать усредненные элементы $\overline{a}_{i.j}^{1}$, $\overline{a}_{i.j}^{2}$, $\overline{a}_{i.j}^{3}$,..., $\overline{a}_{i.j}^{k}$, переходя затем к бинаризованным препаратам $a_{i,j}^{0}$, $a_{i,j}^{1}$, $a_{i,j}^{-1}$. Выполнив вышеуказанные действия, можно сформировать ПИ сеть с эталонными параметрами для текущих изображений. После чего можно делать ее корреляционное сравнение с ПИ сетью, которая использует текущие параметры. (Под ПИ сетью с текущими параметрами понимается ПИ сеть с текущими значениями ее элементов $a_{i,j}^{1}, a_{i,j}^{2}, a_{i,j}^{3}, ..., a_{i,j}^{k}$ с переходом к бинаризованным препаратам $a_{i,j}^{0}, a_{i,j}^{1}, a_{i,j}^{-1}$ и текущим числом элементов в ветвях каждого уровня $N_{a_{i,j}^{1}}$, $N_{a_{i,j}^{2}}$, $N_{a_{i,j}^{3}}$, ..., $N_{a_{i,j}^{k}}$.)

Коэффициент корреляции $p_{X,Y}$ между выборками двух случайных дискретных величин *X, Y* с математическими ожиданиями $м_X, м_Y$ и среднеквадратичными отклонениями y_X, y_Y определялся как:

$$p_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{y_X \cdot y_Y}, \tag{6}$$

где $-1 \le p_{X,Y} \le 1$ и $COV(X,Y) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - м_X)(y_i - м_Y)$.

Очень важным обстоятельством является то, что коэффициент корреляции можно вычислять не только для каждых двух уровней, но и для двух ПИ сетей, что улучшает достоверность результата распознавания.

Распознавание динамических образов изображений пятен лазерных пучков

В настоящее время в полиграфии, лазерной обработке материалов, локации, оптической связи и других областях техники ощущается необходимость более широкого внедрения оптико-электронных систем с автоматической корректировкой искажений формируемого светового излучения. Причинами искажений могут быть дестабилизирующее воздействие механических или климатических факторов, нестабильность характеристик источника излучения, возмущения в оптическом тракте, разъюстировка оптических элементов и т.п. Обеспечение приемлемого качества коррекции требует непре-

рывного динамического контроля характеристик светового излучения, например пространственного распределения его интенсивности, в том числе оценки отклонения указанного распределения от исходного или эталонного распределения.

Рассмотрим распознавание динамических образов на примере изображений пятен лазерных пучков. (Рассмотрены исходные сигналы на примере последовательностей серий изображений протяженных лазерных трасс [7].)

Решение этой задачи проводилось на основе туннелирования [8] по усредненным коэффициентам корреляции при сравнении эталонного образа с отдельным фрагментом трассы. Обучение ПИ сети сводилось к выполнению следующих этапов:

1) для фрагмента трассы найти точку с максимальной яркостью $T_{\max}$;

2) выбирать необходимое количество N значений яркости $T_{\max - w}$, $w = 1, 2, \ldots, N$, начиная с максимальной (крайние точки с яркостями $T_{\max-\omega}$ образуют N краевых линий);

3) для каждого краевого контура определить предварительные центры отдельно для каждой координаты:

$$x_c = \frac{1}{M}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} w\big(f(x,y)\big)\cdot x,\ y_c = \frac{1}{M}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} w\big(f(x,y)\big)\cdot y,$$

$$M = \sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} w\big(f(x,y)\big), \tag{7}$$

где $w = 1, 2, \ldots, N$, $f(x,y)$ – функция яркости изображения;

4) найти усредненные координаты для всего фрагмента трассы (данными для усреднения являются координаты центра каждого краевого контура) [8];

5) найти эталонный образ (усредненные значения яркостей элементов разложения, из которых состоит фрагмент трассы, для обучающей выборки находятся для каждого фрагмента трассы);

6) туннелирование произвести по усредненным коэффициентам корреляции при сравнении эталонного образа с отдельным фрагментом трассы (в качестве верхней границы туннеля выбирается единица, а в качестве нижней – усредненный коэффициент корреляции);

7) определить «хорошие» или «плохие» изображения (фрагмент трассы считается «хорошим» при попадании среднего коэффициента корреляции в туннель эталонного образа, иначе – «плохим»);

8) произвести оптимизацию весов для «хорошего» изображения (8):

$$x_{эц} = \frac{1}{M}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} w\big(f(x,y)\big)\cdot\left(x+\delta_X\right),\ y_{эц} = \frac{1}{M}\sum_{x=0}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1} w\big(f(x,y)\big)\cdot\left(y+\delta_Y\right), \tag{8}$$

где $w = 1, 2, \ldots, N$, $f(x,y)$ – яркость, δ_X, δ_y – смещение центров по осям X и Y соответственно.

Смещение центров по осям X и Y определяется по формулам (9) и (10) соответственно:

$$\delta_X = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left(\bar{x} - x_i\right), \tag{9}$$

$$\delta_у = \frac{1}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\left(\bar{y} - y_i\right), \tag{10}$$

где $\bar{x}, \bar{y}$ – средние значения центра выборки изображений по осям X и Y соответственно, x_i, y_i – координаты центра каждого *i*-го «хорошего» изображения.

Полученные значения $x_{эц}$, $y_{эц}$ и есть окончательный результат измерения координат энергетических центров изображений пятен лазерных пучков.

Алгоритм обработки динамических образов приведен на рис. 4.

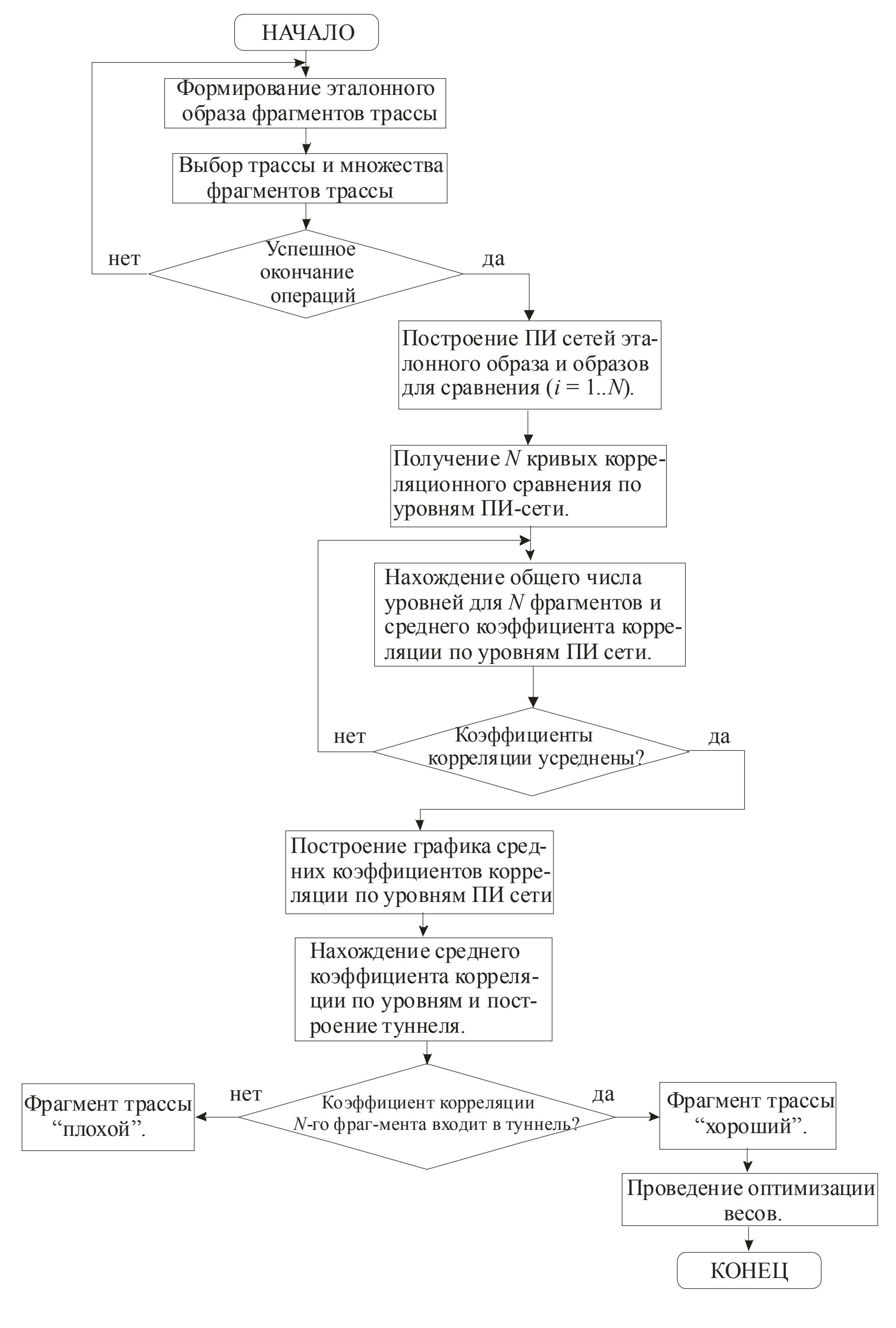


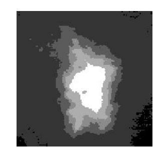
Рисунок 4 – Алгоритм обработки динамических образов

Результаты экспериментальных исследований обработки динамических образов изображений пятен лазерных пучков

На рис. 5 представлены образцы эталонных образов и отдельных фрагментов протяженных лазерных трасс № 1 – № 10 – изображений пятен по 1000 в каждой из трасс [9], которые использовались в ходе экспериментов, а также кривые корреляционного сравнения эталонных образов и изображений пятен разных фрагментов трасс по уровням ПИ сети.

Эталонный образ сформирован из 10% фрагментов трассы № 1:

[SCR_001.BMP…SCR_100.BMP];



Первые 10 фрагментов трассы №1 для сравнения изображений

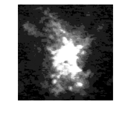
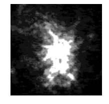
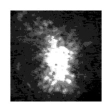
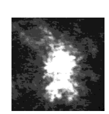
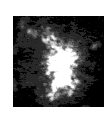
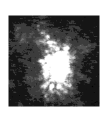
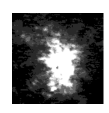
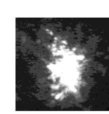
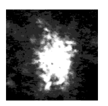
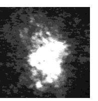
         

Рисунок 5 – Образцы образов и фрагменты трасс

Для фрагментов трассы № 1 строим ПИ сети и получаем кривые корреляционного сравнения по уровням ПИ сети (рис. 6).

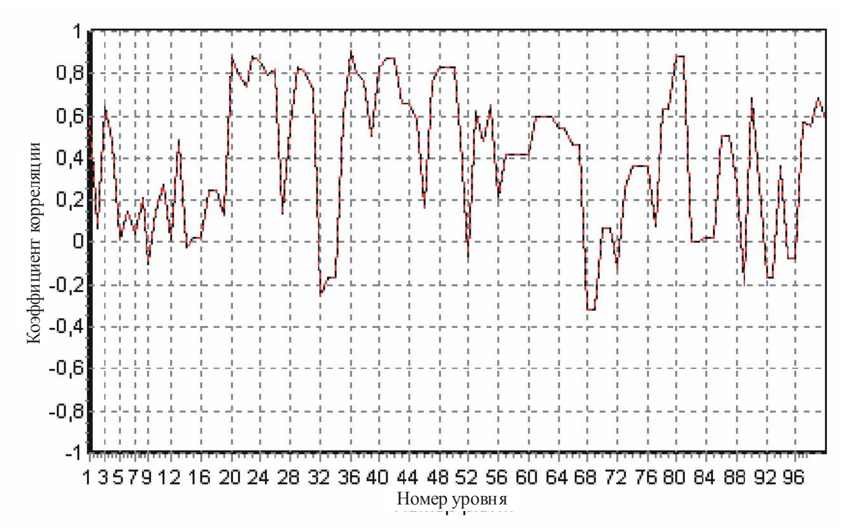


Рисунок 6 – Пример корреляционного сравнения по уровням ПИ сети

Для рис. 6 общее число уровней ПИ сети – 18. Далее построим график средних по уровням коэффициентов корреляции (рис. 7).

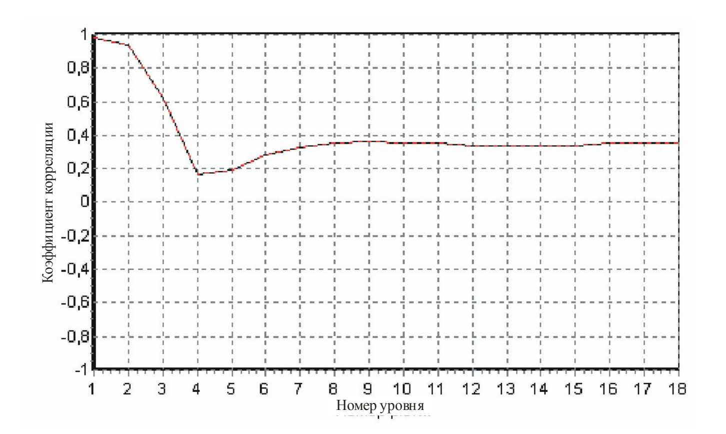


Рисунок 7 – График средних по уровням коэффициентов корреляции

Получили: средний коэффициент корреляции по уровням ПИ сети – 0,41, следовательно, туннель находится в пределах – [0,41…1].

Определяем «хорошие» фрагменты трассы № 1 и для них проводим оптимизацию весов по формуле (8), тем самым вычисляя координаты энергетических центров изображений пятен лазерных пучков (рис. 8).

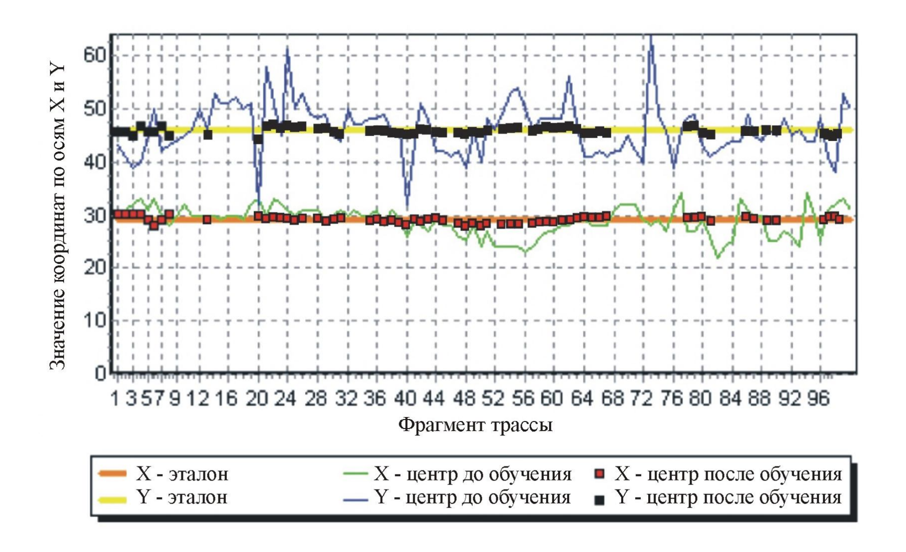


Рисунок 8 – График определения координат энергетических центров изображений пятен лазерных пучков до и после обучения ПИ сети

Выводы

В статье предложен метод организации ПИ сети, использующий идею популяционного кодирования в искусственной нейронной сети и приближения ее к естественным нейронным сетям. Предлагается текущий образ представлять текущей ПИ сетью с текущими параметрами и преобразовывать их на основе обобщенного контурного препарирования [10] в бинарные препараты с последующим корреляционным сравнением с эталонным образом эталонной ПИ сети с усредненными параметрами, элементами которого являются бинаризованные препараты. В отличие от известных структур искусственных нейронных сетей [11], в которых для сравнения используются

ненормируемые (абсолютные) критерии подобия, в рассмотренном методе организации ПИ сети используется нормируемый критерий. При этом коэффициент корреляции предложено вычислять не только для каждых двух уровней, но и для двух ПИ сетей, что улучшает точность результата распознавания. Результаты машинного моделирования, проведенные для примера обработки изображений человеческих лиц, показывают полную адекватность полученных теоретических и экспериментальных результатов.

При использовании параллельно-иерархической модели для задач распознавания динамических образов обучение сети показывает, что среди «хороших» фрагментов трасс оказались примерно 50% фрагментов трасс, для которых была проведена оптимизация весов. Проведенная оптимизация весов значительно увеличивает точность определения координат центров изображений пятен фрагментов лазерных пучков.

Эксперименты показывают, что для изображений пятен лазерных пучков в результате действия разнообразных дестабилизирующих факторов невозможно точно измерять координаты их энергетических центров, однако точность можно существенно повысить, используя обучение ПИ сети с последующей их классификацией на «хорошие» и «плохие».

Сравнительный анализ показывает, что предложенные методы позволяют измерять координаты центра лазерных изображений с точностью определения точки привязки не более чем 1,2 элемента разложения, что по точности почти на порядок превышают известные, например, на основе определения центра масс с помощью моментных признаков. Физическое моделирование метода определения координат изображений пятен лазерных пучков с применением сигнального процессора типа TMS320C5510 с тактовой частотой 200 МГц и производительностью 400 млн оп/с показывает, что для обработки одного изображения нужно ~10,65мс [9], что является целиком достаточным для реализации телевизионной обработки изображений лазерной трассы.

Полученные результаты могут найти широкое применение в разных системах, для которых необходимо осуществлять автоматическую коррекцию искажений лазерного источника светового излучения. Это, например, системы оптической навигации с использованием лазеров в условиях со сниженной видимостью в атмосфере, системы точного ориентирования, которые дают возможность определить пространственное положение движущегося объекта в разных метеорологических условиях, лазерные навигационные системы. Это также лазерные системы связи и передачи информации, локации и дальнометрования, трассирования и т.п. системы, которые испытывают влияние атмосферы на параметры лазерного луча, несущего некоторую полезную информацию.

Литература

1. Хинтон Д.Е. Как обучаются нейронные сети / Д.Е. Хинтон // В мире науки. – 1992. – № 11-12. – С. 103-110.
2. Тимченко Л.И. Многоэтапная параллельно-иерархическая сеть как модель нейроподобной схемы вычислений / Л.И. Тимченко // Кибернетика и системный анализ. – 2000. – № 2. – С. 114-134.
3. Тимченко Л.І. Конвергентні та дивергентні процеси в реальних та штучних нейронних мережах / Л.І. Тимченко // Вісник ВПІ. – 1997. – № 1. – С. 5-10.
4. Свечников С.В. Квазиимпульсно-потенциальные оптоэлектронные элементы и устройства логико-временного типа / Свечников С.В., Кожемяко В.П., Тимченко Л.И. – К. : Наукова думка, 1987. – 256 с.
5. Timchenko Leonid I. Method for Training of a Parallel-Hierarchical Network, Based on Population Coding for Processing of Extended Laser Paths Images / Leonid I. Timchenko, Yuriy F. Kutaev, Volodymyr P. Kozhemyako [и др.] // Proceedings of SPIE. – 2002. – Vol. 4790. – P. 465-479.

6. Сегментація напівтонових зображень за ознакою зв'язаності : монографія / [Железняк А.Л., Тимченко Л.І., Стасюк О.І. та ін.]. – К. : ДЕТУТ, 2008. – 144 с.
7. Basov N.G. Laser Control of Near Earth Space and Possbilities for Removal of Space Debris from Orbit with Explosive Photo-Dissociation Lasers with Phase Conjugation / N.G. Basov, E.M. Zemskov, Y.F. Kutaev et. al. // Proc. GCL/HPL 98. SPIE Symposium, (St-Petersburg, Russia, 1998). – St-Petersburg, 1998.
8. Тимченко Л.И. Система координатной привязки для нестационарных сигналов / Л.И. Тимченко, Ю.Ф. Кутаев, А.А. Герций [и др.] // Известия РАН. – 2001. – № 6. – С. 886-890. – (Серия «Физическая»).
9. Timchenko L.I. Method for Processing of Extended Laser Paths Images / L.I. Timchenko, V.P. Kozhemyako, Y.F. Kutaev [и др.] // Advances in Electrical and Computer Engineering – «Stefan cel Mare» / University of Suceava Romania. – 2003. – Vol. 3(10), № 2(20). – P. 66-78.
10. Вступ в алгоритмічну теорію ієрархії і паралелізму нейроподібних обчислювальних середовищ та її застосування до перетворення зображень. Основи теорії пірамідально-сітьового перетворення зображень / [Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Кутаєв Ю.Ф., Івасюк І.Д.]. – К. : УМК ВО, 1994. – 272 с.
11. Aggarwal J.K. Object recognition and performance bounds / J.K. Aggarwal, Shishir Shah // Proc. Image Analysis and Processing, (Florence, Italy, September 17 – 19, 1997). – P. 343-360.
12. Хьюбел Д. Глаз, мозг, зрение / Хьюбел Д. – М. : Мир, 1990. – 239 с.
13. Рабинович З.Л. Представление и обработка знаний во взаимодействии сенсорной и языковой нейросистем человека / З.Л. Рабинович, Г.С. Воронков // Кибернетика и системный анализ. – 1998. – № 2. – С. 3-11.
14. [Электронный ресурс] Режим доступа : http://www.korrespondent.net.
15. Ковзель М.О. Паралельно-ієрархічне перетворення і *Q*-обробка інформації для систем реального часу : монографія / [Ковзель М.О., Тимченко Л.І., Кутаєв Ю.Ф. та ін.]. – Київ : КУЕТТ, 2006. – 492 с.
16. Тимченко Л.І. Компактний опис моделей зображень для класифікації образів / Л.І. Тимченко, С.В. Чепорнюк, Ю.Ф. Кутаєв, О.А. Герцій // Вісник ВПІ. – 1998. – № 2. – С. 72-83.
17. Кожем'яко В.П. Паралельно-ієрархічні мережі як структурно-функціональний базис для побудови спеціалізованих моделей образного комп'ютера : монографія / Кожем'яко В.П., Тимченко Л.І., Яровий А.А. – Вінниця : Універсум – Вінниця, 2005. – 161 с.
18. Timchenko L.I. A Brain-Like Approach to Multistage Hierarchial Image. Springer-Verlag Processing / L.I. Timchenko, Y.F. Kutaev, S.V. Chepornyuk [и др.] / Proc. Image Analysis and Processing, (Florence, Italy, September 17 – 19, 1997). – P. 246-253.
19. Hebb D.O. The Organization of Behavior / Hebb D.O. – Wiley, 1949.

Л.І. Тимченко, В.В. Мельніков, Н.І. Кокряцька, Ю.Ф. Кутаєв, І.Д. Івасюк

Метод паралельно-ієрархічного розпізнавання зображень

У статті розглянуто метод паралельно-ієрархічного перетворення на основі популяційного кодування та його застосування для задач розпізнавання образів. Паралельно-ієрархічне перетворення описується як системна модель для розпізнавання образів. Наведені теоретичні відомості, експериментальні дослідження і програмна реалізація.

L.I. Tymchenko, V.V. Melnikov, N.I. Kokryatskaya, Y.F. Kutaev, I.D. Ivasyuk

Parallel-Hierarchical Method for Image Recognition

In this article parallel-hierarchical transformation method based on population coding and its using for image recognition tasks is considered. Parallel-hierarchical transformation is described as the system model for image recognition. The theoretical information, experimental researchies and program realization are given.

Статья поступила в редакцию 14.05.2009.